

# ANALISIS ALGORITMA BACKPROPAGATION PADA JARINGAN SYARAF TIRUAN DALAM MEMREDIKSI HARGA RUMAH DI JABODETABEK

Fuad Ariq\*<sup>1</sup>, Rajnaparamitha Kusumastuti<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta

<sup>2</sup>Sukoharjo, Indonesia

Email: [fuad.10227@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:fuad.10227@mhs.amikomsolo.ac.id), [rajna@dosen.amikomsolo.ac.id](mailto:rajna@dosen.amikomsolo.ac.id)

## Abstract

*The property market in Jabodetabek area continues to grow rapidly, and investment decisions in the form of home purchases are among the most important in the lives of many individuals and families. Prediction modelling can reduce uncertainty in home pricing, provide knowledge about market prices, and help in making better decisions. The purpose of this research is to find out whether building a house price prediction model will be suitable with the Backpropagation algorithm. The results obtained from this research are 87% for the R-Squared value and 1724558133.81814 for the Mean Absolute Error (MAE) value, these results are quite good with an accuracy level of 87%, but the model produces a considerable difference in actual prices and predicted prices, which is -14%, so the Backpropagation algorithm is not suitable for making house price prediction models. This research supports previous research in the field of property that can have an impact in creating a better house price prediction system.*

**Keywords:** , Artificial neural network, backpropagation, house price prediction

## Abstraksi

*Pasar properti di wilayah Jabodetabek terus berkembang dengan pesat, dan keputusan investasi dalam bentuk pembelian rumah merupakan salah satu yang paling penting dalam kehidupan banyak individu dan keluarga. Pembuatan model prediksi bisa mengurangi ketidakpastian dalam penetapan harga rumah, memberikan pengetahuan tentang harga pasar, serta membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik. Tujuan dari research ini adalah apakah pembuatan model prediksi harga rumah akan cocok dengan algoritma Backpropagation. Hasil yang didapatkan dari research ini adalah 87% untuk nilai R-Squared dan 1724558133.81814 untuk nilai Mean Absolute Error (MAE), Hasil ini sudah cukup bagus dengan tingkat akurasi sebesar 87%, namun model menghasilkan perbedaan harga aktual dan harga prediksi yang cukup besar yaitu -14%, sehingga algoritma Backpropagation kemungkinan tidak cocok untuk membuat model prediksi harga rumah. Penelitian ini mendukung penelitian sebelumnya dalam bidang properti yang bisa berdampak dalam menciptakan sistem prediksi harga rumah yang lebih baik.*

**Kata Kunci:** JST, backpropagation, prediksi harga rumah

## 1. PENDAHULUAN

Semakin bertumbuhnya perkembangan ekonomi di Indonesia memiliki pengaruh terhadap meningkatnya harga properti setiap tahunnya. Jabodetabek (Jakarta, Bogor, Depok, Tangerang, dan Bekasi) adalah salah satu daerah perkotaan terbesar di Indonesia[1]. Pasar properti di wilayah ini terus berkembang pesat, dan keputusan pembelian rumah sebagai bentuk investasi merupakan salah satu yang paling penting dalam kehidupan banyak individu dan keluarga. Seiring dengan perkembangan teknologi, *machine learning* digunakan sebagai alat untuk prediksi dan alat bantu untuk mengambil keputusan investasi yang bisa dijadikan aset di masa depan khususnya di bidang properti [2].

*Machine Learning* merupakan bagian dari *Artificial Intelligence (AI)* yang berguna untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat belajar dengan sendirinya tanpa perlu diprogram berulang kali[3]. *Machine Learning* dapat meringankan beban manusia untuk menjelaskan dan merumuskan pengetahuannya ke dalam bentuk yang dapat dimengerti oleh mesin, juga dapat memungkinkan untuk mengembangkan sebuah sistem cerdas dengan lebih efisien [4].

Sistem yang akan digunakan dalam pembuatan model *machine learning* pada penelitian ini adalah sistem Jaringan Syaraf Tiruan. Jaringan Syaraf Tiruan merupakan model komputasi yang dibentuk berdasarkan jaringan syaraf biologis yang ada pada manusia, kelebihan dari model ini yaitu mampu untuk mempelajari pola yang kompleks dan sulit ditemukan dengan metode yang lama[5]. Jaringan Syaraf Tiruan dikembangkan untuk memecahkan suatu masalah dengan memahami pola proses pembelajaran atau mengidentifikasi suatu klasifikasi [6].

Algoritma yang akan diterapkan pada penelitian ini yaitu algoritma *Backpropagation*. *Backpropagation* adalah salah satu dari model latihan yang ada di dalam Jaringan Syaraf Tiruan yang berguna untuk mendapatkan kemampuan untuk mengenali pola dan kemampuan untuk memberikan respon pada pola masukan yang sama yang digunakan pada saat pelatihan[7]. Dalam algoritma ini, *automatic differentiation* menentukan gradien dari fungsi loss terhadap parameter yang dapat dilatih oleh model. Ini membuat algoritma *backpropagation* menjadi beberapa kali lebih efisien dibandingkan metode *finite-difference* [8].

Pembuatan model *Machine Learning* ini bisa mengurangi ketidakpastian dalam penetapan harga rumah, memberikan pengetahuan tentang harga pasar, serta membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik untuk pihak yang berada dalam sektor properti. Pembuatan model ini akan menggunakan algoritma *Backpropagation*, untuk mengetahui apakah pembuatan model prediksi harga akan cocok dengan algoritma yang akan diuji.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini akan membahas tentang penelitian *machine learning* yang telah diterapkan untuk membuat model prediksi harga rumah dengan menggunakan

algoritma lain sebagai perbandingan dalam penelitian saat ini yang menggunakan sistem Jaringan Syaraf Tiruan dan menerapkan algoritma *Backpropagation*.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [9] menggunakan metode *Linear Regression* dan menggunakan *Framework Streamlit* dalam pembuatan model prediksi harga rumah di kota Banjarmasin yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 67.8%. Selain itu pada penelitian [10] dilakukan perbandingan 3 algoritma, namun hasil terbaik menggunakan algoritma *Random Forest* yang menghasilkan akurasi sebesar 86.54%.

Penelitian terdahulu yang dilakukan [11] yang berjudul “Prediksi Harga Rumah Menggunakan *Web Scrapping* Dan *Machine Learning* Dengan Algoritma *Linear Regression*” dijelaskan bahwa algoritma *linear regression* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88% menggunakan *R-Squared* sebagai model evaluasi dengan 794 data dan 80% data untuk *training* lalu 20% data untuk testing. Adapun penelitian lain yang memakai metode yang sama adalah penelitian tentang prediksi harga rumah di masa pandemi dengan akurasi sebesar 67.8% [12].

Pada penelitian [13] dilakukan perbandingan 3 metode yang menghasilkan nilai *RMSE* sebesar 44% untuk metode *Random Forest Regression*, 50% untuk *Gradient Boosted Regression*, dan 51% untuk *Linear Regression*. Metode *Random Forest Regression* juga dilakukan pada penelitian [14] yang memiliki tingkat akurasi sebesar 75.10%. Pada penelitian yang dilakukan [15] menggunakan algoritma *Support Vector Regression (SVR)* dengan data sebanyak 1617 data memperoleh nilai kesalahan *RMSE* 11.71% dengan fungsi kernel *RBF*.

Pada penelitian yang dilakukan [16], metode yang digunakan untuk memprediksi harga rumah adalah metode *Neural Network*, menggunakan 545 data yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 74%. Hasil itu sudah baik, tetapi ruang untuk perbaikan masih ada. Sehingga pada penelitian ini akan menggunakan sistem *Artificial Neural Network* dan menerapkan algoritma *Backpropagation* dengan menggunakan variabel data yang lebih banyak supaya model yang dihasilkan bisa lebih akurat.

### 3. METODE PENELITIAN

Pendekatan metode kuantitatif akan digunakan pada penelitian ini, pada tahap ini dilakukan pengumpulan data dengan variabel terkait, *pre-processing* data, lalu penerapan algoritma *Backpropagation* Jaringan Syaraf Tiruan pada data, dan terakhir pengujian hasil seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

### 3.1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, data yang digunakan berasal dari *website kaggle* yang bersifat *opensource* [13], dataset yang digunakan memiliki 3552 data, namun yang menjadi sampel pada penelitian ini berjumlah 1210 data dan memiliki 11 atribut. Alamat sumber dataset: (<https://www.kaggle.com/datasets/nafisbarizki/daftar-harga-rumah-jabodetabek>).

### 3.2. Pre-processing

*Pre-processing* merupakan tahap yang digunakan untuk membantu menghasilkan nilai keluaran yang baik, di dalamnya termasuk melakukan proses *cleaning* untuk memastikan data yang digunakan tidak ada yang rusak dan tidak relevan [11]. Data yang telah melewati tahap *preprocessing* tidak akan mengalami duplikasi data, untuk detail dapat dilihat pada Gambar 2.

| No   | Harga       | Alamat                          | Kota          | Lantai | Tipe Properti | Kamar Tidur | Kamar Mandi | Luas Tanah | Luas Bangunan | Carport | Garasi |
|------|-------------|---------------------------------|---------------|--------|---------------|-------------|-------------|------------|---------------|---------|--------|
| 1    | 2990000000  | Summarecon Bekasi, Bekasi       | Bekasi        | 2      | rumah         | 4           | 4           | 239        | 272           | 0       | 0      |
| 2    | 1270000000  | Summarecon Bekasi, Bekasi       | Bekasi        | 2      | rumah         | 3           | 2           | 55         | 69            | 1       | 0      |
| 3    | 1950000000  | Summarecon Bekasi, Bekasi       | Bekasi        | 2      | rumah         | 3           | 3           | 119        | 131           | 1       | 1      |
| 4    | 3300000000  | Summarecon Bekasi, Bekasi       | Bekasi        | 2      | rumah         | 3           | 3           | 180        | 174           | 0       | 2      |
| 5    | 4500000000  | Summarecon Bekasi, Bekasi       | Bekasi        | 2      | rumah         | 4           | 3           | 328        | 196           | 2       | 1      |
| ..   | ..          | ..                              | ..            | ..     | ..            | ..          | ..          | ..         | ..            | ..      | ..     |
| 645  | 11000000000 | Menteng, Jakarta Pusat          | Jakarta Pusat | 3      | rumah         | 4           | 4           | 950        | 1500          | 0       | 0      |
| 646  | 5000000000  | Menteng, Jakarta Pusat          | Jakarta Pusat | 2      | rumah         | 4           | 4           | 660        | 800           | 2       | 2      |
| 647  | 10000000000 | Menteng, Jakarta Pusat          | Jakarta Pusat | 2      | rumah         | 6           | 6           | 1225       | 800           | 4       | 2      |
| 648  | 6900000000  | Menteng, Jakarta Pusat          | Jakarta Pusat | 3      | rumah         | 4           | 5           | 474        | 1200          | 2       | 6      |
| 649  | 6900000000  | Menteng, Jakarta Pusat          | Jakarta Pusat | 3      | rumah         | 4           | 4           | 475        | 1200          | 2       | 6      |
| ..   | ..          | ..                              | ..            | ..     | ..            | ..          | ..          | ..         | ..            | ..      | ..     |
| 1206 | 588000000   | Jombang, Tangerang              | Tangerang     | 1      | rumah         | 2           | 1           | 72         | 36            | 1       | 1      |
| 1207 | 785000000   | Lengkong Kulon, Tangerang       | Tangerang     | 2      | rumah         | 3           | 2           | 85         | 60            | 1       | 0      |
| 1208 | 755000000   | Lengkong Kulon, Tangerang       | Tangerang     | 2      | rumah         | 3           | 2           | 78         | 60            | 1       | 0      |
| 1209 | 800000000   | BSD Provice Parkland, Tangerang | Tangerang     | 2      | rumah         | 3           | 2           | 60         | 65            | 2       | 0      |
| 1210 | 655000000   | Sudimara, Tangerang             | Tangerang     | 2      | rumah         | 3           | 2           | 64         | 60            | 1       | 2      |

Gambar 2. Dataset

### 3.3. Penerapan Algoritma Backpropagation

#### 3.3.1. Tahap Forward Pass

Pertama yang harus dilakukan adalah inisialisasi bobot yang diambil dari nilai yang cukup kecil secara acak, kemudian menentukan nomor pelatihan ( $\alpha$ ), nilai toleransi kesalahan, dan jumlah maksimum iterasi. Jika kondisi penghentian tidak terpenuhi, lanjutkan ke fase propagasi maju dengan setiap masukan dan tambahkan bobot sinyal masukan menggunakan persamaan berikut [7]:

$$z_{net_j} = w_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

selanjutnya terapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluaran dan mengirimkan sinyal tersebut ke semua keluaran dengan persamaan berikut [7]:

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

selanjutnya setiap keluaran menyesuaikan bobot sinyal masukan dari persamaan berikut [7]:

$$Y_{net_k} = v_{0k} + \sum_{i=1}^p z_j v_{jk} \quad (3)$$

dan terapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal dengan persamaan [7]:

$$Y_k = f(Y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (4)$$

untuk setiap pasangan pelatihan melanjutkan dengan langkah propagasi mundur.

### 3.3.2. Tahap Backward Pass

Setelah tahap perambatan maju, dilanjutkan ke tahap *backward pass*. Hitung *error* setiap *output* yang menerima sinyal pola target yang sesuai dengan *input* pelatihan menggunakan persamaan berikut [7]:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_{net_k}) = (t_k - Y_k)(Y_k(1 - Y_k)) \quad (5)$$

setelah itu gunakan persamaan berikut untuk menghitung koreksi bobot untuk memperbaiki  $v_{jk}$  [7]:

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

lalu hitung koreksi bias untuk perbaiki  $v_{0k}$  dan mengirimkan  $\delta_k$  ke setiap unit pada lapisan paling kanan menggunakan persamaan di bawah ini [7]:

$$\Delta v_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

selanjutnya unit-unit yang tersembunyi menjumlahkan  $\delta$  masukan dengan persamaan berikut [7]:

$$\delta_{net_j} = \sum_{i=1}^p \delta_k v_{jk} \quad (8)$$

kalikan nilainya dengan turunan fungsi aktivasi untuk menghitung kesalahannya [7]:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} (z_j(1 - z_j)) \quad (9)$$

gunakan persamaan ini untuk menghitung bobot [7]:

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_k x_i \quad (10)$$

persamaan di bawah ini untuk menghitung koreksi bias [7]:

$$\Delta w_{0j} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

### 3.3.3. Tahap perubahan Bobot dan Bias

Lakukan menggunakan persamaan berikut untuk melakukan perubahan bobot dan bias [7]:

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \Delta w_{ij} \quad (12)$$

$$v_{jk}(\text{baru}) = v_{jk}(\text{lama}) + \Delta v_{jk} \quad (13)$$

## 3.4. Pengujian Hasil

Model yang sudah berhasil dibuat dilakukan pengujian menggunakan metrik evaluasi guna mengukur seberapa baik model dalam memprediksi data yang telah dilatih sebelumnya. Penelitian ini menggunakan metrik evaluasi *R-Squared* untuk

menunjukkan tingkat akurasi model dalam menjelaskan variasi data target [15] dan *MAE* untuk mengukur seberapa jauh prediksi dari nilai aktual [17].

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini menggunakan aplikasi berbasis web yaitu *Google Colab* untuk melakukan pengolahan data awal, penerapan *Backpropagation* jaringan syaraf tiruan, dan pengujian hasil menggunakan metrik evaluasi.

##### 4.1. Membuat Arsitektur Model

Arsitektur dibuat menggunakan *Library TensorFlow* dengan *Keras API* untuk regresi. Pertama-tama membuat model *Sequential* di mana *layers* diatur secara berurutan, *Hidden Layer* yang digunakan ada 4 dengan *Fully Connected Layer* yang berbeda-beda pada tiap *Hidden Layer*. Pada setiap *Hidden Layer* menggunakan *Batch Normalization* untuk mempercepat *training* dan stabilitas model. Secara detail dapat dilihat pada Gambar 3.

```
model = Sequential()
model.add(Dense(256, input_dim=X_train.shape[1], activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(1)) # Output layer for regression
```

Gambar 3. Kode Model Arsitektur

##### 4.2. Penerapan Backpropagation

Pada tahap ini algoritma *Backpropagation* dijalankan, tahap perambatan maju dan tahap perambatan balik diterapkan pada saat melatih model dengan menggunakan *model.fit* secara otomatis menggunakan rumus yang ditampilkan pada rumus 1-11 di atas, lalu tahap perubahan bobot dan bisa diterapkan pada saat *model.compile* dengan menentukan *optimizer* berdasarkan gradien yang dihitung secara otomatis menggunakan rumus yang ditampilkan pada rumus 12-13 di atas. Model dilatih dengan *validation split*, yaitu 80% data sebagai data training dan 20% data sebagai data uji.

```
# Compile the model
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Ubah optimizer dan learning rate
optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001)
model.compile(optimizer=optimizer, loss='mean_squared_error')

# Train the model
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=32, validation_split=0.2)
```

Gambar 4. Penerapan *Backpropagation*

##### 4.3. Analisis Koefisien Korelasi

Nilai koefisien korelasi dipakai untuk melihat seberapa besar hubungan kedekatan antara variabel Harga (sebagai target) dan variabel lain [18]. Variabel yang paling berpengaruh dalam menentukan Harga sebuah rumah adalah Luas Tanah yang memiliki

nilai koefisien korelasi sebesar 0.392617, lalu yang kedua adalah Luas Bangunan dengan nilai koefisien korelasi sebesar 0.370253. Dapat dilihat nilai koefisien korelasi untuk variabel lain pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Koefisien Korelasi

| Variabel                             | Nilai Koefisien |
|--------------------------------------|-----------------|
| Harga                                | 1.000000        |
| Luas Tanah                           | 0.392617        |
| Luas Bangunan                        | 0.370253        |
| Alamat_Menteng, Jakarta Pusat        | 0.253104        |
| Alamat_Pondok Indah, Jakarta Selatan | 0.201006        |
| ..                                   | ..              |
| Alamat_Cimanggis, Depok              | -0.038028       |
| Alamat, Harapan Indah, Bekasi        | -0.043607       |
| Kota_Bekasi                          | -0.078663       |
| Kota_Depok                           | -0.089695       |
| Tipe Properti_rumah                  | NaN             |

#### 4.4. Analisis Hasil

Hasil yang diperoleh dari pemodelan prediksi menggunakan *Backpropagation* Jaringan Syaraf Tiruan dengan data *training* 80% dari jumlah dataset, yang didapatkan adalah hasil prediksi dengan rata-rata perbedaan harga sebesar -14% seperti yang terlihat pada Gambar 5. Dengan perbedaan harga yang cukup besar, ini memungkinkan penerapan algoritma *Backpropagation* untuk membuat sistem prediksi harga rumah tidak cocok dikarenakan volume data Harga rumah yang memiliki rentang cukup jauh.

|   | Actual Price | Predicted Price | Price Difference |
|---|--------------|-----------------|------------------|
| 0 | 1.200000e+09 | 1.524555e+09    | -3.245546e+08    |
| 1 | 6.600000e+08 | 5.326380e+08    | 1.273620e+08     |
| 2 | 2.300000e+09 | 2.832873e+09    | -5.328727e+08    |
| 3 | 2.150000e+09 | 1.744741e+09    | 4.052593e+08     |
| 4 | 2.600000e+09 | 3.220429e+09    | -6.204288e+08    |
| 5 | 3.190000e+09 | 4.754378e+09    | -1.564378e+09    |
| 6 | 5.750000e+09 | 5.499842e+09    | 2.501580e+08     |
| 7 | 5.750000e+09 | 5.201724e+09    | 5.482761e+08     |
| 8 | 7.550000e+08 | 1.620142e+09    | -8.651423e+08    |
| 9 | 2.700000e+10 | 1.582465e+10    | 1.117535e+10     |

Gambar 5. Hasil Prediksi

#### 4.5. Analisis Metrik Evaluasi

Dari hasil model prediksi pada Gambar 5, maka didapatkan hasil evaluasi Mean Absolute Error sebesar 1724558133.81814 dan R-Squared sebesar 87% seperti yang dapat dilihat pada Gambar 6.

```

Test Loss: 0.14703309535980225
8/8 [=====] - 0s 3ms/step
Mean Absolute Error: 1724558133.81814
R-squared: 0.8720288786018211
    
```

Gambar 6. Hasil Metrik Evaluasi

Dilihat dari hasil perbandingan, bahwa pembuatan model menggunakan algoritma *Backpropagation* dengan 1210 data dengan perbandingan 80% data sebagai data training dan 20% data sebagai data testing menghasilkan model yang memiliki akurasi

87%, sehingga model memberikan hasil yang lebih baik dari penelitian yang membuat model menggunakan Algoritma *Neural Network* namun memiliki tingkat akurasi yang lebih rendah dibandingkan penelitian yang membuat model menggunakan Algoritma *Linear Regression*, seperti yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Hasil Akurasi

| Penelitian | Algoritma                | Jumlah Data | Tingkat Akurasi |
|------------|--------------------------|-------------|-----------------|
| [11]       | <i>Linear Regression</i> | 794         | 88%             |
| [15]       | <i>Neural Network</i>    | 545         | 74%             |
| Usulan     | <i>Backpropagation</i>   | 1210        | 87%             |

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis hasil prediksi rumah di Jabodetabek menggunakan algoritma *Backpropagation* Jaringan Syaraf Tiruan, yang memiliki tujuan untuk mengetahui apakah algoritma *Backpropagation* akan cocok untuk membuat model prediksi harga rumah. Pembuatan model dilakukan menggunakan *Google Colab* untuk melakukan pengolahan data awal, penerapan *Backpropagation* Jaringan Syaraf Tiruan, dan pengujian hasil menggunakan metrik evaluasi *MAE* dan *R-Squared*. Hasil yang didapatkan adalah 87% untuk nilai *R-Squared* dan 1724558133.81814 untuk nilai *MAE*, nilai galat *MAE* yang besar disebabkan oleh volume data Harga yang berkisar dari ratusan juta sampai puluhan miliar. Hasil ini sudah cukup bagus dengan tingkat akurasi sebesar 87%, namun model menghasilkan perbedaan harga aktual dan harga prediksi yang cukup besar yaitu -14%, sehingga algoritma *Backpropagation* kemungkinan tidak cocok untuk membuat model prediksi harga rumah.

Pada penelitian berikutnya diharapkan mempertimbangkan variabel lain, lalu dapat menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan yang lain, serta menggunakan data harga rumah yang lebih variatif tidak hanya terbatas pada suatu daerah.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. L. Jannah and A. N. Rini, "Dampak Kesenjangan Jam Bekerja terhadap Ketimpangan Upah di Jabodetabek Selama Pandemi Covid-19 Tahun 2020," *J. Ekon. dan Pembang. Indones.*, vol. 24, no. 1, pp. 1–16, 2024, doi: 10.21002/jepi.2024.01.
- [2] G. Khalda Rifdan, N. Rahaningsih, A. Bahtiar, I. Ali, and N. Dienwati Nuris, "Ramalan Penjualan Rumah Menggunakan Algoritma Linear Regresi Di Tebet Jakarta Selatan," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1847–1851, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9022.
- [3] C. Chazar and B. Erawan, "Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Inf. (Jurnal Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 12, no. 1, pp. 67–80, 2020, doi: 10.37424/informasi.v12i1.48.
- [4] S. Sharma and P. Chaudhary, "Machine learning and deep learning," *Quantum Comput. Artif. Intell. Train. Mach. Deep Learn. Algorithms Quantum Comput.*, pp. 71–84, 2023, doi: 10.1515/9783110791402-004.
- [5] A. Sujjada, Somantri, A. R. Ramdani, K. Kibtiyah, M. P. Utami, and M. Ridwan Nullah, "Prediksi Nilai Ujian Sekolah Siswa SMK Plus Padjadjaran Berbasis Web

- Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 2, pp. 151–158, 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i2.370.
- [6] J. Junaidi, S. Mandasari, Y. Franciska, A. Fahmi, and R. Rosnelly, “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation Dalam Meramalkan Kebutuhan Handsanitizer Di Pemerintah Kota Medan,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 3, p. 671, 2022, doi: 10.54314/jssr.v5i3.1019.
- [7] M. N. Fadilah, A. Yusuf, and N. Huda, “Prediksi Beban Listrik Di Kota Banjarbaru Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” *J. Mat. Murni Dan Terap. Epsil.*, vol. 14, no. 2, p. 81, 2021, doi: 10.20527/epsilon.v14i2.2961.
- [8] L. G. Wright *et al.*, “Deep physical neural networks trained with backpropagation,” *Nature*, vol. 601, no. 7894, pp. 549–555, 2022, doi: 10.1038/s41586-021-04223-6.
- [9] G. A. Syafarina and Z. Zaenuddin, “Implementasi Framework Streamlit Sebagai Prediksi Harga Jual Rumah Dengan Linear Regresi,” *Metik J.*, vol. 7, no. 2, pp. 121–125, 2023, doi: 10.47002/metik.v7i2.608.
- [10] N. Hadi and J. Benedict, “Implementasi Machine Learning Untuk Prediksi Harga Rumah Menggunakan Algoritma Random Forest,” *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 50–61, 2024, doi: 10.24912/computatio.v8i1.15173.
- [11] A. Saiful, “Prediksi Harga Rumah Menggunakan Web Scrapping dan Machine Learning Dengan Algoritma Linear Regression,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 41–50, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i1.701.
- [12] G. Ayu Syafarina, T. W. Qur’ana, and G. Mahalisa, “Prediksi Prospek Harga Real Estate di Masa Pandemi dengan 3 Atribut Berbasis Algoritma Linear Regression,” *Jupiter*, vol. 14, no. 2, pp. 603–608, 2022.
- [13] E. Fitri, “Analisis Perbandingan Metode Regresi Linier, Random Forest Regression dan Gradient Boosted Trees Regression Method untuk Prediksi Harga Rumah,” *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 58–64, 2023, doi: 10.52158/jacost.v4i1.491.
- [14] Warjiyono, A. N. Rais, I. Alfarobi, S. W. Hadi, and W. Kurniawan, “Analisa Prediksi Harga Jual Rumah Menggunakan Algoritma Random Forest Machine Learning,” *JURISTEKNI (Jurnal Sist. Inf. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 416–423, 2024.
- [15] R. F. Almahdy and W. M. P. D, “Prediksi Harga Rumah Di Kabupaten Bantul Menggunakan Algoritma Support Vector Regression,” vol. 11, no. 2, pp. 152–165, 2024.
- [16] I. I. Ridho, “METODE NEURAL NETWORK UNTUK PENENTUAN AKURASI PREDIKSI HARGA RUMAH,” *Technologia*, vol. 1, no. 1, pp. 2020–2022, 2022, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.31602/tji.v13i1.6252>
- [17] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, “Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma,” *J. Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, 2023, doi: 10.24246/juses.v6i1p34-43.
- [18] M. Yusuf, A. Setyanto, and K. Aryasa, “Analisis Prediksi Curah Hujan Bulanan Wilayah Kota Sorong Menggunakan Metode Multiple Regression,” *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 405–417, 2022.